4S-05

粒子群最適化による ACO の動的パラメータ調整の検討

戸谷太亮† 水野一徳† 増金拓弥†
拓殖大学工学部情報工学科†

1. はじめに

蟻コロニー最適化のパラメータの値は，問題の探索効率に影響を及ぼす．制約充足問題(以下，CSP)を対象にした場合，高い確率で解を発見できるような値に調整する必要がある．しかし,そのような値に調整するには非常に手間と時間がかかってしまう．パラメータ調整を自動化した手法として PSOACO が提案されている[1]．PSOACO は巡回セールスマン問題に対しての有効性が確認されている．本研究では PSOACO の CSP に対する有効性を検証し，これを改良した手法を提案する．

2. 研究分野の概要

2.1 グラフ彩色問題

グラフ彩色問題[2]は，無向グラフの隣接している頂点が同じ色にならないように頂点を塗り分ける CSP である．本研究では 3 色で塗り分けるグラフ彩色問題(以下，3COL)を PSOACO の性能を評価するための問題として用いる．

2.2 蟻コロニー最適化

蟻コロニー最適化(以下，ACO)[1,2,3]は，蟻の採餌行動をモデル化したメタヒューリスティクスのである．ACO では,蟻エージェント(以下，蟻)が複数世代にわたって解を探索する．全ての蟻が解候補を生成し,フェロモンを更新するまでを 1 世代とする．CSP を対象とした場合，解を発見するか一定の世代数に達するまで探索を行う．生成される解候補の変数の値は，式(1)によって確率的に選択される．解候補 Aの変数x_jに値vを割当てる際の確率$p_A(< x_j, v >)$を以下に示す．

$$p_A(< x_j, v >) = \frac{[\tau_A(<x_j,v>)]^{\alpha}[\eta_A(<x_j,v>)]^{\beta}}{\sum_{w \in D}[\tau_A(<x_j,w>)]^{\alpha}[\eta_A(<x_j,w>)]^{\beta}} \quad (1)$$

$\tau_A(< x_j, v >)$は，変数x_jの値vに割り当てられているフェロモンの量であり，$\eta_A(< x_j, v >)$は変数x_jに値vが割り当てられ際の，解候補の制約違反数の増加量である．αは$\tau_A(< x_j, v >)$の重み係数であり，βは$\eta_A(< x_j, v >)$の重み係数である．

2.3 PSOACO

PSOACO[1]は，解探索中にパラメータを動的に調整する ACO アルゴリズムである．図 1 に PSOACO のアルゴリズムを

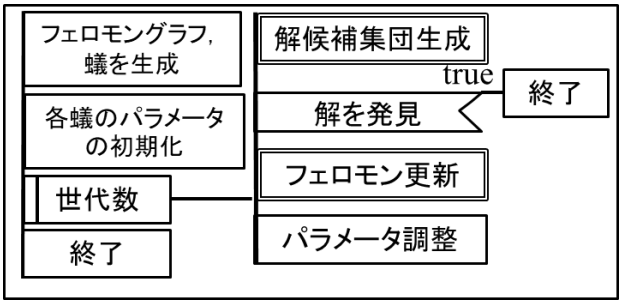

図 1.PSOACO のアルゴリズム

示す．通常の ACO では，すべての蟻が同じパラメータ設定で解を探索する．これに対して PSOACO では，蟻ごとに異なるパラメータα, βの値を用いて解を探索する．蟻ごとのα, βの初期値にはランダムな値を設定する．各世代で，各蟻のパラメータの値を調整する．調整には粒子群最適化(以下，PSO)[2]というアルゴリズムを用いる．

3. 提案手法

3.1 背景

問題に適した ACO のパラメータの設定には，多くの実験と経験が必要であり非常に手間がかかってしまう．そこで，このパラメータ設定の手間を削減するため，PSOACO という手法に注目した．本研究では PSOACO のパラメータ調整方法を改良し，探索性能を向上させた手法を提案する．

3.2 改良の方針

PSOACO(以下，従来手法)を用いて実験を行なったところ，αの値の変化に対して，βの値の変化のほうが解候補の制約違反数に対する影響が大きい傾向があることが確認できた．このことからαの値は固定して，βの値のみを調整することで従来手法の改良を行なった．

3.3 パラメータ調整

PSOACO におけるパラメータ調整の式を次に示す．

$$p_k^{t+1} = p_k^t + \Delta p_k^{t+1} \quad (2)$$

$$\Delta p_k^{t+1} = \Delta p_k^t + r_1\, c_1(Pbest_k - p_k^t) + r_2\, c_2(Gbest - p_k^t) \quad (3)$$

pは調整するパラメータの値の組〈α, β〉である．p_k^tはt世代目において蟻kが保持しているpである．Δp_k^{t+1}は蟻kの各パラメータの値の増加量の組である．$Pbest_k$は,1～t世代までの蟻kのpの中で最も評価の高かったpである．$Gbest$は，すべての蟻の$Pbest$のなかで最も評価の高いものである．このときパラメータの評価は，そのパラメータ設定で見つけた解候補の制

Parameter Adjustment of ACO by Particle Swarm Optimization
TAKAAKI TOYA, Takushoku University.
KAZUNORI MIZUNO, Takushoku University
TAKUYA MASUKANE, Takushoku University

Copyright ©2020 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.

約違反の数の少なさである．r_1，r_2 は乱数，c_1，c_2はそれぞれ $Pbest$，$Gbest$の重み係数である．提案手法では，pは調整するパラメータの値の組ではなく，βの値と定義し，式(2)に基づいてβの値だけを調整する．すべての蟻の αの値は同じ値に設定し，αの値の調整は行なわない．

4. 実験

4.1 実験条件

今回の改良による探索性能の評価を行なうために，3COL を用いて実験を行った．ここでは，頂点数が 100，辺の数が 200，210，…，300 の 11 ケースの問題をランダムに生成した．問題数は 1 ケースごとに 10 問であり，試行回数は 1 問に対して 10 試行とした．今回の実験では，パラメータ調整による探索性能への影響も確認するため，パラメータ調整の代わりに，すべての蟻のパラメータをランダムな値に変更するランダム$\alpha\beta$，ランダムβとも比較を行う．ランダム$\alpha\beta$はα，βの両方の値を変更し，ランダムβではβの値のみを変更する．提案手法とランダムβでは，αの値を 1.0 に固定する．各アルゴリズムの蟻の数は 20 匹，世代数の上限を 1000 世代，蒸発率は 0.2，α，βの値の範囲は 0 以上，20 以下，c_1，c_2の値は 1.0 とした．

4.2 提案手法と従来手法の比較

実験結果として，図 2 に各手法の探索成功率を示す．探索成功率は全試行のうち解を発見できた試行の割合である．図 2 より，従来手法とランダム$\alpha\beta$，提案手法とランダムβをそれぞれ比較すると，従来手法，提案手法のほうが高い確率で解を発見できているとわかる．このことから，PSO によるパラメータ調整が探索性能の向上に寄与していることがわかる．また，提案手法のほうが，従来手法と比較して高い確率で解を発見できていることがわかる．このことから今回の改良により，従来手法よりも適したパラメータを発見する効率が向上したと考えられる．

4.3 辺の数 230～250 の問題について

実験結果を見ると，どの手法においても辺の数が 230～250 の問題での探索性能が落ち込んでいる．この原因は，解の発見に多くのコストがかかってしまう難しい問題が多く存在しているからだと考えられる．3COL においては頂点の数に対して辺の数が 2.3～2.5 倍の問題には，難しい問題が比較的多く存在していると言われている [2]．

4.4 α の値ごとの探索性能の比較

提案手法における，固定するαの値による探索性能の変化を検証するために,同じ問題を用いて実験を行った.図 3 にαの値ごとの探索成功率を示す．この実験結果に注目すると，α=0.9 の場合は，α=1.0 の場合に対して，辺の数が 230～250 の問題の探索成功率が大きく向上していることがわかる．このことからパラメータ調整方法にさらなる改良を加えることで，多くのコストがかかってしまう難しい問題に対する探索性能を向上させることが期待できる．

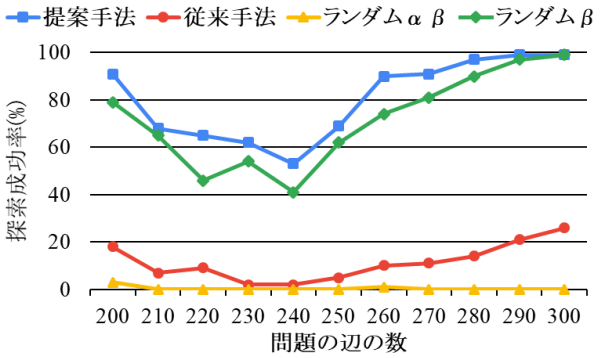

図 2.各手法の探索成功率

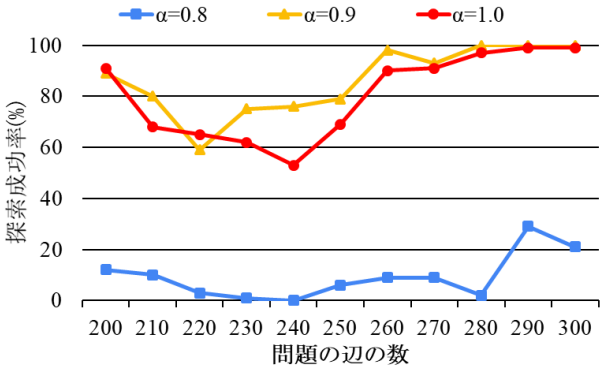

図 3.提案手法におけるαの値ごとの探索成功率

5. まとめ

本研究では，CSP における ACO のパラメータ調整の手間の削減を目標として，PSOACO を改良した手法を提案した．PSOACO は，PSO に基づいて ACO のパラメータを動的に調整するアルゴリズムである．提案手法ではパラメータの調整方法に対して，ACO のパラメータαの値を固定しβの値のみを調整するという改良を加えた．そして 3COL を用いた実験により，改良による探索性能の向上を確認した．今後の展望として，パラメータ調整方法にさらなる改良を加えることで，より探索性能を向上させることがあげられる．

参考文献

[1] Mahi Mostafa, Ömer Kaan Baykan, Halife Kodaz, “A new hybrid method based on particle swarm optimization, ant colony optimization and 3-opt algorithms for traveling salesman problem.” Applied Soft Computing 30 (2015): 484-490

[2] Takuya Masukane, Kazunori Mizuno , “Refining a Pheromone Trail Graph by Negative Feedback for Constraint Satisfaction Problems” 2019 International Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence

[3] 筒井茂義:ACO:アントコロニー最適化.システム/制御/情報,Vol52,No.10,pp390-398 (2008)

Copyright ©2020 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.